

## 딥러닝 신경망을 이용한 문자 및 단어 단위의 영문 차량 번호판 인식

김진호\*

### *Character Level and Word Level English License Plate Recognition Using Deep-learning Neural Networks*

Kim Jinho

#### 〈Abstract〉

Vehicle license plate recognition system is not generalized in Malaysia due to the loose character layout rule and the varying number of characters as well as the mixed capital English characters and italic English words. Because the italic English word is hard to segmentation, a separate method is required to recognize in Malaysian license plate. In this paper, we propose a mixed character level and word level English license plate recognition algorithm using deep learning neural networks. The difference of Gaussian method is used to segment character and word by generating a black and white image with emphasized character strokes and separated touching characters. The proposed deep learning neural networks are implemented on the LPR system at the gate of a building in Kuala-Lumpur for the collection of database and the evaluation of algorithm performance. The evaluation results show that the proposed Malaysian English LPR can be used in commercial market with 98.01% accuracy.

Key Words : License Plate Recognition, Deep-learning Neural Network, Malaysia LPR

## I. 서론

영문 및 숫자로 구성된 말레이시아 차량 번호판의 경우 문자들의 배치 형식이 엄격하게 규격화되지 않고 폰트도 일정하지 않으며 문자의 개수도 다양하기 때문에 인식이 어려워 최근까지 상용 번호판 인식 기술을 이용한 차량의 출입통제 시스템이 일반화되지 못하고 있는 실정이다. 특히 차량 번호판에 기록된

영문은 독립된 대문자를 사용한 경우가 일반적이지만 이탤릭체 영어 단어를 사용한 경우도 있기 때문에 각각을 위해 별도의 인식 방법이 마련되어야한다. 그리고 숫자 및 영문을 플라스틱 재질의 입체형으로 제작하여 번호판에 부착하기 때문에 기울어진 각도로 차량의 번호판을 촬영하면 인접한 문자들이 서로 겹쳐져 문자 분할이 힘든 경우가 발생함으로 문자 인식이 더욱 어려워질 수도 있다. 최근 이러한 말레이시아 차량 번호판 인식의 어려움을 극복하기 위해 다양한 연구들이 진행되고 있으며 프로토타입 상용 시

\* 경일대학교 전자공학과 교수(교신저자)

스텝들도 발표되고 있다[1-5].

말레이시아 차량 번호판에는 검은색 배경에 흰색 폰트가 사용되며 테두리 선이 없는 경우가 일반적이다. 번호판 영역을 검출하는 과정에 번호판의 테두리 정보나 배경 색상 정보를 활용하기 어려운 경우가 흔하기 때문에 번호판 영역을 검출해서 크로핑한 다음 기울기를 보정하고 크기를 정규화 하는 방법을 별도로 고려해야한다. 또한 번호판이 1단 또는 2단 문자열로 구성되어 있어서 좌우 인접한 문자들뿐만 아니라 상하로 인접한 문자들도 접촉될 수 있기 때문에 개별 문자 분할 알고리즘도 별도로 고려되어야 한다. 그리고 문자 폰트가 다양하고 플라스틱 재질의 문자가 훼손된 경우가 많아서 일반화 인식 능력이 높은 문자 인식기도 요구되고 있다.

Ng[1] 등은 이탤릭체 영문 단어를 사용하는 특수한 형태의 말레이시아의 차량 번호판을 인식하기 위해 SIFT 피쳐를 이용하여 번호판을 검출하고 기존 신경망 분류기로 인식한 연구 결과를 발표하였다. How[2] 등은 차량 번호판에 사용된 다양한 폰트의 문자들을 인식하기 위해 Deep CNN(Convolutional Neural Network)을 이용한 결과를 발표하였다. 학습용 문자 데이터를 훈련시킨 결과에서는 전통적인 MLP(Multi-layer perceptron)가 CNN에 비해 우수한 인식 성능을 보였으나 훈련 결과를 실제 번호판 인식 시스템에 적용했을 때의 일반화 성능은 CNN이 MLP에 비해 우수함을 보였다. Choong[5] 등은 Sobel 에지를 이용하여 번호판 테두리를 검출하고 템플릿 매칭을 통해 문자들을 인식하는 연구 결과를 발표하였다. 이 방법에서는 검은색 번호판을 부착한 검은색 차량의 경우 배경색상과 번호판 색상이 동일하기 때문에 테두리 검출에 실패할 수 있다는 단점이 있다.

본 논문에서는 딥러닝 신경망을 이용하여 문자 단위 및 단어 단위로 말레이시아 영문 차량 번호판을 인식할 수 있는 알고리즘을 제안하였다. 번호판 문자열 후보들을 검출하고 이를 바탕으로 번호판 영역을

추정하기 위해 DoG(Difference of Gaussian) 필터링 기반으로 접촉된 문자들을 분리하면서 획이 강조된 흑백 영상을 생성할 수 있는 알고리즘을 설계하였다. 문자 단위 및 이탤릭체 단어 단위의 차량 번호판 레이아웃을 바탕으로 추정한 번호판 후보 영역을 크로핑한 다음 인식 대상 문자 및 단어를 분할하는 알고리즘을 마련하였다. 분할된 문자 및 이탤릭체 단어를 대상으로 각각의 딥러닝 신경망 모델을 라이브러리를 사용하지 않고 C++ 코드로 직접 구현하였다.

쿠알라룸푸르 현지 빌딩 출입구에 차량 번호판 영상 데이터베이스 획득 및 인식 실험 장치를 설치하고 제안한 차량 번호판 인식 알고리즘을 이용한 번호판 인식 실험을 수행한 다음 그 성능을 분석하였다.

## II. 문자 및 단어 단위 영문 차량 번호판 인식 알고리즘 개요

말레이시아 영문 차량 번호판의 규격은 다른 나라에 비해 비교적 느슨하게 규정되어 있기 때문에 <그림 1>과 같이 다양한 형태로 제작 및 활용되고 있다.

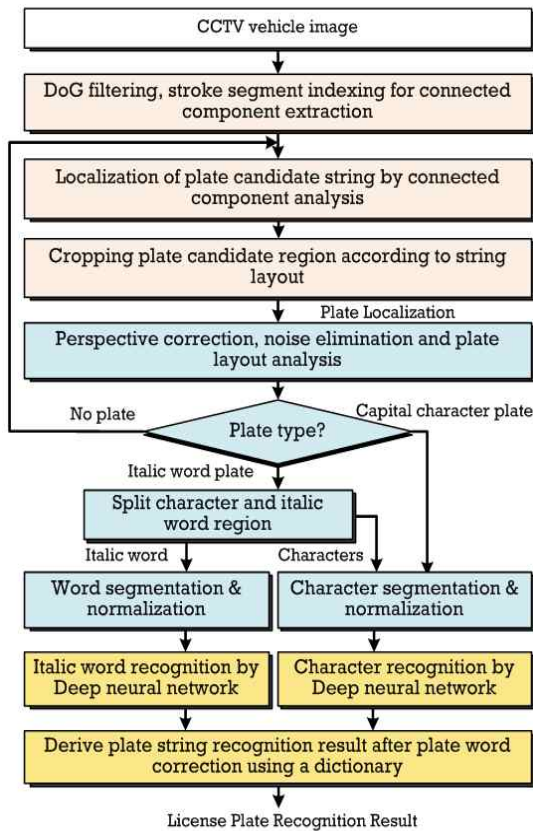


<그림 1> 다양한 규격의 말레이시아 차량 번호판들의 예

<그림 1>의 번호판 예를 보면 문자 개수 및 배치가 다양하고 이탤릭체 단어가 사용된 경우도 있어서 번호판의 검출 및 문자 분할을 위해 별도의 방안이

마련될 필요가 있다. 그리고 일반 승용차 번호판의 배경 색상이 검은 색이기 때문에 차량의 색상도 검은 색일 경우에는 번호판의 경계를 찾을 수 없어서 번호판의 테두리를 찾는 방식으로 번호판 영역을 검출하는 것이 어렵다는 특징이 있다. 다양한 폰트들로 구성된 문자들을 인식하기 위해 기존 신경망 인식기보다 일반화 능력이 높은 딥러닝 신경망 구조[6]의 문자 인식기의 구현도 요구된다.

전술한 사항들을 고려한 문자 및 단어 단위의 말레이시아 영문 차량 번호판 인식 알고리즘의 흐름도를 <그림 2>에 도시하였다.



<그림 2> 문자 및 단어 단위의 영문 차량 번호판 인식을 위한 알고리즘 흐름도

차량 번호판 인식 전체 알고리즘에서는 먼저 CCTV를 이용하여 차량 영상을 획득하고 그레이 스케일 영상으로 변환한 다음 DoG 필터를 이용하여 문자 획의 좌우 경계를 찾아 이를 연결하면서 수직방향으로 누적하는 방식으로 독립된 문자 획 후보들을 추출한다. 문자 획 후보들을 해석하여 번호판 문자열로 추정되는 문자열의 위치를 찾은 다음 이를 바탕으로 번호판 영역을 검출하고 번호판 영상을 크로핑한다.

추출한 번호판 영상을 대상으로 기울기 보정 및 크기 정규화를 수행한 다음 문자 후보들을 해석해 보고 번호판 레이아웃 형태에 따라 다음 단계를 진행한다. 번호판이 숫자와 영문 대문자로 구성된 경우 개별 숫자와 문자를 분할하고 숫자와 이탤릭체 단어로 구성된 경우 개별 숫자와 단어 영역을 분할한다.

추출한 개별 문자는 딥러닝 문자 인식기를 이용하고 단어의 경우 별도로 구현한 딥러닝 단어 인식기를 이용하여 인식 결과를 얻는 과정을 거친다. 이상의 차량 번호판 인식 과정과 실험 결과를 3절 및 4절에 자세하게 설명하였다.

### III. 딥러닝 기반의 차량 번호판 검출 및 인식

#### 3.1 차량 번호판 영역 검출

말레이시아 일반 차량 번호판에는 검은 색 바탕에 흰색 플라스틱 형태의 문자들이 부착되어 있다. 따라서 <그림 3>에 보인 것처럼 검은 색 차량에 검은 색 번호판을 부착할 경우 번호판과 배경을 구분할 테두리를 찾기 힘든 경우가 발생할 수 있다. 테두리 추정이 힘든 말레이시아 차량 번호판 영역을 검출하기 위해서는 먼저 문자열을 추출하고 이를 이용하여 번호판 형태를 추정해야 한다.



(a) 번호판과 배경 색이 동일해서 테두리 추정이 어려운 예



(b) 번호판과 배경 색이 달라서 테두리 추정이 가능한 예

<그림 3> 번호판과 배경 색상에 따른 번호판 테두리 추정

번호판에 기록된 문자 획의 에지 정보를 추출하기 위해 아래와 같은 DoG 필터[7]를 사용하였다.

$$\text{DoG}(x,y) = e^{-\frac{-(x^2+y^2)}{2\sigma_1^2}} - e^{-\frac{-(x^2+y^2)}{2\sigma_2^2}} \quad (1)$$

DoG 필터는 스케일이 다른 두 가우시안 함수의 차로 구현할 수 있으며 추출할 에지의 폭은 각 가우시안 필터의 스케일  $\sigma_1$  및  $\sigma_2$ 로 조절할 수 있다. 명도 영상을 DoG 필터링한 결과에서 수평방향으로 스캐닝하여 영 교차(zero crossing)점을 추출하면 문자 획의 수평 방향 좌우 에지에서 부호가 다른 두 점을 추출할 수 있다. 영 교차점들의 추출 결과에서 흑색 배경에 흰색 문자가 기록된 경우 문자 획의 수평방향 좌측 에지는 양에서 음으로 부호 변환이 일어나고 우측 에지는 음에서 양으로 부호 변환이 발생기 때문에 이를 연결하면 수평방향 문자 획의 정확한 넓이를 추출할 수 있다. 문자 획의 수평 방향을 연결하면서 수직 방향으로 누적(accumulation)시키면 문자들이 접

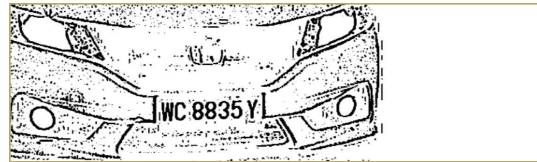
촉된 부분들을 미세하게 분리한 흑백 영상을 생성할 수 있고 세그먼트 인텍싱 알고리즘으로 연결 요소들의 위치 정보를 찾아 낼 수 있다. <그림 4>에 번호판 문자열 후보를 추출하는 단계별 영상의 예를 보였다.



(a) CCTV 캡처 영상



(b) DoG 필터링 결과 영상



(c) 수평 문자 획 후보 성분을 수직으로 누적한 흑백영상



(d) 최소 외접 사각형 분석을 통한 문자열 후보 추출 영상

<그림 4> 번호판 문자열 후보 추출 단계별 영상의 예

입력 영상에 대해 <그림 4>(b)와 같이 DoG 필터링을 수행하고 영 교차점들을 좌우 연결하면서 수직방향으로 누적하는 방식으로 문자 획이 강조된 <그림 4>(c)의 흑백 영상을 생성하였다. 잡음 세그먼트들을 제거하고 문자 후보들의 최소 외접 사각형 위치 정보를 해석하여 <그림 4>(d)와 같이 연속된 차량 번호판 문자열 후보들을 구한다. 추출된 후보 문자열의 상단

및 좌측에 존재하는 세그먼트들을 추가로 해석해서 번호판 형태와 영역을 추정한다.

### 3.2 번호판 영역 정규화 및 문자 분할

추정한 번호판 영역을 크로핑한 다음 기하학적 왜곡 보정 및 크기 정규화 과정[8]을 거쳐 번호판 영상을 추출하고 회전 보정 및 크기 정규화를 수행한다. 촬영된 번호판의 기하학적 왜곡에 대한 보정 및 크기 정규화는 임의의 형태로 입력되는 번호판 영상을 회전이 보정된 일정한 크기의 직사각형 형태로 변환하는 것이다. 정규화된 번호판 영상은 다시 영상 개선 과정을 거쳐 개별 문자 분할 및 인식 성능을 높일 수 있도록 하였다. 번호판 형태 정보에 따라 개별 문자 또는 단어의 위치를 추정하고 추출한다. <그림 5>에 번호판의 형태 정보에 따라 번호판 영역을 크로핑하고 왜곡 보정 및 크기를 정규화한 다음 개별 문자 및 단어를 분할한 예를 도시하였다.

말레이시아 번호판의 형태는 <그림 5>에 보인 것처럼 문자들이 한 줄로 나열된 1단 번호판과 두 줄로 나열된 2단 번호판으로 구분할 수 있다. 그리고 숫자와 영어 대문자만 사용된 일반 번호판과 이탤릭체 영어 단어가 사용된 특수 번호판으로 구분할 수 있다. 번호판 형태 정보를 이용하여 개별 문자들의 위치를 추정하고 분할하는 작업을 수행한다. 일반 번호판의 경우 1단 번호판 또는 2단 번호판의 개략적인 문자 배치 규칙에 따라 개별 문자들의 위치를 추정하고 개별 문자들을 별도로 분할한다. 특수 번호판의 경우 1단 번호판 또는 2단 번호판의 문자 및 단어 배치 규칙에 따라 숫자들은 개별 분할하고 이탤릭체 단어는 영역 전체를 분할한다.

말레이시아 차량 번호판의 규격이 엄격하지 않은 이유로 인해 플라스틱 형태의 문자를 번호판에 부착할 때 상하 또는 좌우로 문자 및 단어가 접촉된 경우가 많이 발생할 수 있다. 1단 2단 번호판 형태에 따라



(a) 숫자 및 영문 대문자로 구성된 일반 번호판



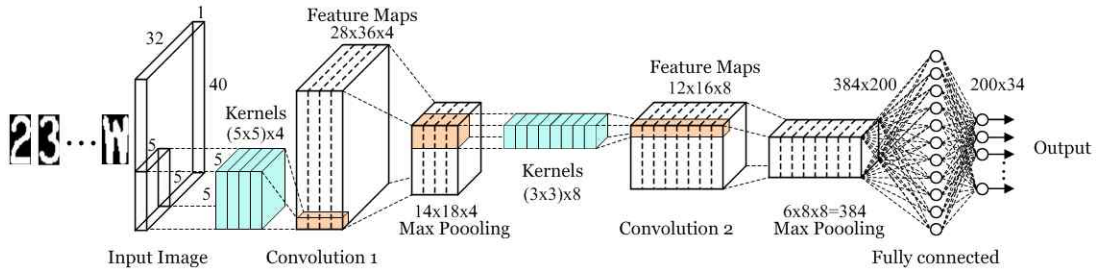
(b) 이탤릭체 영문 단어로 구성된 특수 번호판

<그림 5> 번호판 형태 정보에 따라 번호판 영역을 크로핑하고 문자 및 단어를 분할한 예

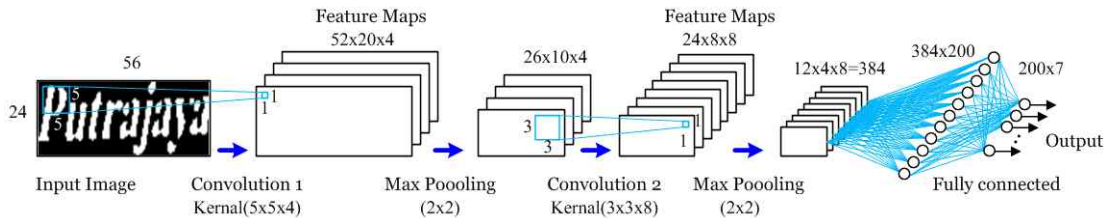


<그림 6> 상하 또는 좌우 접촉된 문자를 분리해서 개별 문자 분할하고 크기를 정규화한 예

접촉 여부를 판단하고 이들을 분리하여 개별 문자들을 분할하고 인식기 입력을 위해 크기를 정규화한 예를 <그림 6>에 도시하였다. 그림에서 상하 또는 좌우로 접촉된 부분에 동그라미 표시를 하였다. 문자를 분할하기 위해 최소 외접 사각형의 상대적인 위치를 해석하면서 문자의 가로 및 세로 길이 정보 및 그 비



<그림 7> 숫자 및 영어 대문자 인식을 위한 딥러닝 컨볼루션 신경망의 2차원 형태 구조



<그림 8> 이탤릭체 영어 단어 인식을 위한 딥러닝 컨볼루션 신경망 구조

율에 따라 접착 여부를 판단하고 접착부분을 분리해서 개별 문자들을 분할하였다.

### 3.3 딥러닝 신경망을 이용한 문자 인식

말레이시아 일반 차량 번호판에 사용된 문자는 숫자 '0'에서 '9'까지 10개 클래스 그리고 영문 'A'에서 'Z'까지 26개 문자 중에서 숫자와 혼동될 수 있어서 제외된 'I'와 'O' 2개 문자를 제외한 24개 클래스로 구성된다. 차량 번호판에 사용된 이탤릭체 단어는 "Patriot", "Malaysia" 및 "Putrajaya" 등 7개의 클래스로 구성된다. 숫자, 영어 대문자 인식과 이탤릭체 영어 단어 인식을 위해 각각 34개 문자 클래스 및 7개 단어 클래스 인식을 위한 별도의 딥러닝 컨볼루션 신경망을 구현하였다. 숫자 및 영어 대문자는 32x40 크기로 정규화하고 영어 단어는 56x24 크기로 정규화하여 딥러닝 컨볼루션 신경망의 입력 패턴으로 사용하였다.

숫자 및 영어 대문자 인식용 딥러닝 컨볼루션 신경

망의 2차원 형태 구조를 <그림 7>에 도시하였다. 첫 번째 컨볼루션 층에서는 32x40 입력 문자 영상에 대해 5x5 크기의 4개 커널을 이용하여 컨볼루션을 수행한다. 컨볼루션에서 padding=0, stride=1로 하면 28x36크기 4개 채널의 피쳐맵을 생성할 수 있다. 생성된 피쳐맵을 2x2 크기의 max pooling 해서 14x18 크기의 4채널 피쳐맵으로 축소하고 다시 컨볼루션을 수행한다. 두 번째 컨볼루션 층에서는 14x18 크기의 4채널 피쳐맵에 대해 3x3 크기의 8개 커널을 padding=0, stride=1로 컨볼루션해서 12x16크기의 8개 채널 피쳐맵을 생성한다. 출력된 피쳐맵에 대해 2x2 크기의 max pooling을 수행해서 6x8 크기의 8채널 피쳐맵으로 축소시켜 384개의 피쳐를 얻는다. 첫 번째 완전 결합 층은 384개 입력과 200개의 뉴런들을 완전 결합시키고 두 번째 완전 결합 층에서는 200개의 뉴런과 34개의 뉴런들을 완전 결합시킨다.

이탤릭체 영어 단어 인식용 딥러닝 컨볼루션 신경망 구조를 <그림 8>에 도시하였다. 사용된 컨볼루션

층, max pooling 층 그리고 완전 결합 층의 구성과 동작은 <그림 7>에 보인 숫자 및 영어 대문자 인식용 딥러닝 구조와 동일하다. 단, 입력되는 단어 영상의 크기가 56x24이기 때문에 각 층에서 생성되는 피쳐맵의 크기가 달라진다.

두 종류의 딥러닝 컨볼루션 신경망 구조에서 컨볼루션 층과 완전 결합 층의 훈련에는 Cross entropy 비용함수와 역전파(Backpropagation) 알고리즘을 사용하였다. 출력 층 뉴런들의 출력을 계산하는 데는 Softmax 방식을 적용하였다. 두 종류의 딥러닝 컨볼루션 신경망의 훈련 및 인식을 위해 텐스플로우 형태의 알고리즘[9-11]을 설계하고 C++ 코드로 직접 구현한 다음 말레이시아 차량 번호판 인식 실험을 수행하였다.

#### IV. 실험 및 결과 고찰

딥러닝 기반의 말레이시아 영문 차량 번호판 인식 알고리즘을 상용 LPR 시스템의 인터페이스와 오버헤드 없이 연동이 되도록 별도의 라이브러리를 사용하지 않고 윈도우즈 환경에서 Visual Studio를 이용하여 C++ 코드로 직접 구현[9-11]한 다음 인식 실험을 수행하고 성능을 평가하였다.

실험용 데이터베이스 구축을 위해 쿠알라룸푸르 시내에 위치한 한 빌딩 출입구에 <그림 9>와 같이 LPR(License plate recognition) 시스템을 설치하였다. 데이터베이스 구축 및 성능 실험을 위한 모니터링 인터페이스도 <그림 10>과 같이 구현하였다. 먼저 차량 영상을 캡처해서 딥러닝 신경망 인식기를 훈련시키고 구현된 LPR 시스템을 이용하여 일주일동안 주야간 운행하는 차량들을 대상으로 인식 성능 실험을 수행하였다.

수집한 15,287장의 차량 영상으로부터 학습용 문자 52,674개, 테스트용 문자 9,910개 그리고 학습용 단어 1,350개, 테스트용 단어 275개를 분할해서 추출하고



<그림 9> 말레이시아 쿠알라룸푸르 빌딩 출입구에 설치한 차량 번호판 인식 시스템



<그림 10> 데이터베이스 구축 및 성능 실험을 위한 모니터링 인터페이스 화면 예

딥러닝 신경망을 훈련시켰다. 추출한 학습용 데이터를 이용하여 제안한 문자 및 단어 인식용 딥러닝 컨볼루션 신경망을 각각 학습시킨 다음 테스트용 데이터를 이용하여 성능을 평가한 결과를 <표 1>에 나타내었다.

<표 1> 문자 및 단어 인식용 딥러닝 컨볼루션 신경망 학습 성능

인식기	클래스	훈련 데이터		테스트 데이터	
		인식	인식률	인식	인식률
문자	34	52,623/52,674	99.90%	9,898/9,910	99.88%
단어	7	1,322/1,350	97.93%	267/275	97.09%

숫자 및 영어 대문자 34개 클래스를 인식하기 위한 문자 인식용 딥러닝 신경망을 학습시킨 결과 학습용

데이터에 대해 99.90%, 테스트 데이터에 대해 99.88%의 인식률을 보였다. 단어 7개 클래스를 인식하기 위한 딥러닝 신경망의 경우 학습용 데이터에 대해 97.93%, 테스트 데이터에 대해 97.09%의 인식률을 보였다.

문자 인식용 딥러닝 신경망의 테스트용 문자 데이터에 대한 각 클래스별 인식 성능 및 에러 분포를 <그림 11>에 도시하였다. 테스트용 문자 데이터의 경우 영문 'Q'가 숫자 '0'으로 혼동하는 경우가 많았으며 숫자 '0'이 영문 'Q'로 인식되는 경우도 있었고 영문 'W'가 'V'로 혼동되는 경우도 있었다.

CLASS\	TEST	ERR	REC	[ 0]	[ 4]	[ 7]	[ D]	[ Q]	[ V]
[00]:[0]= 300 : 1 : 99.67%				299	0	0	0	1	0
[01]:[1]= 300 : 1 : 99.67%				0	0	1	0	0	0
[02]:[2]= 300 : 0 : 100.00%				0	0	0	0	0	0
[03]:[3]= 300 : 0 : 100.00%				0	0	0	0	0	0
[04]:[4]= 300 : 0 : 100.00%				0	300	0	0	0	0
[05]:[5]= 300 : 0 : 100.00%				0	0	0	0	0	0
[06]:[6]= 300 : 2 : 99.33%				0	2	0	0	0	0
[07]:[7]= 300 : 0 : 100.00%				0	0	300	0	0	0
[08]:[8]= 300 : 0 : 100.00%				0	0	0	0	0	0
[09]:[9]= 300 : 0 : 100.00%				0	0	0	0	0	0
[10]:[A]= 300 : 0 : 100.00%				0	0	0	0	0	0
[11]:[B]= 300 : 0 : 100.00%				0	0	0	0	0	0
[12]:[C]= 300 : 0 : 100.00%				0	0	0	0	0	0
[13]:[D]= 300 : 0 : 100.00%				0	0	0	300	0	0
[14]:[E]= 300 : 0 : 100.00%				0	0	0	0	0	0
[15]:[F]= 300 : 0 : 100.00%				0	0	0	0	0	0
[16]:[G]= 300 : 0 : 100.00%				0	0	0	0	0	0
[17]:[H]= 300 : 0 : 100.00%				0	0	0	0	0	0
[18]:[I]= 300 : 0 : 100.00%				0	0	0	0	0	0
[19]:[K]= 300 : 0 : 100.00%				0	0	0	0	0	0
[20]:[L]= 300 : 0 : 100.00%				0	0	0	0	0	0
[21]:[M]= 300 : 0 : 100.00%				0	0	0	0	0	0
[22]:[N]= 300 : 0 : 100.00%				0	0	0	0	0	0
[23]:[P]= 300 : 0 : 100.00%				0	0	0	0	0	0
[24]:[Q]= 300 : 4 : 98.67%				3	0	0	1	296	0
[25]:[R]= 300 : 0 : 100.00%				0	0	0	0	0	0
[26]:[S]= 300 : 0 : 100.00%				0	0	0	0	0	0
[27]:[T]= 300 : 0 : 100.00%				0	0	0	0	0	0
[28]:[U]= 300 : 0 : 100.00%				0	0	0	0	0	0
[29]:[V]= 300 : 0 : 100.00%				0	0	0	0	0	300
[30]:[W]= 300 : 4 : 98.67%				0	0	0	0	0	4
[31]:[X]= 300 : 0 : 100.00%				0	0	0	0	0	0
[32]:[Y]= 300 : 0 : 100.00%				0	0	0	0	0	0
[33]:[Z]= 10 : 0 : 100.00%				0	0	0	0	0	0

<그림 11> 문자 인식용 딥러닝 신경망의 테스트용 문자 데이터에 대한 혼돈 행렬(confusion matrix)

문자 및 단어 인식용 딥러닝 신경망을 각각 구현한 다음 빌딩 출입구에 설치한 LPR 시스템에 설치하고

일주일동안 통행 차량에 대해 번호판 인식 성능 실험을 수행하였다. 숫자 및 영어 대문자로만 구성된 일반 번호판의 인식 성능을 <표 2>에 도시하였다.

<표 2> 숫자 및 영어 대문자로 구성된 일반 번호판 인식 성능

	성공	실패
영역 검출	6,278 / 6,305(99.57%)	27 / 6,305(0.43%)
문자 분할	6,203 / 6,278(98.81%)	75 / 6,278(1.19%)
문자 인식	6,192 / 6,203(99.82%)	11 / 6,203(0.18%)
합계	6,192 / 6,305(98.21%)	113 / 6,305(1.79%)

성능 실험에서 문자 분할 및 문자 인식 단계에서는 번호판에 기록된 한 개의 문자라도 분할이나 인식에러가 발생할 경우 번호판의 문자 분할 또는 인식에 실패한 것으로 간주하였다. 통행 차량 6,305대 중에서 6,192대의 번호판을 인식함으로써 98.21%의 인식률을 얻을 수 있었다. 이탤릭체 영문 단어가 포함된 특수 번호판에 대한 인식 성능을 <표 3>에 도시하였다.

<표 3> 이탤릭체 영어 단어가 포함된 특수 번호판 인식 성능

	성공	실패
영역 검출	125 / 131(95.42%)	6 / 131(4.58%)
단어 분할	118 / 125(94.40%)	7 / 125(5.60%)
단어 인식	116 / 118(98.31%)	2 / 118(1.69%)
합계	116 / 131(88.55%)	15 / 131(11.45%)

이탤릭체 영문 단어가 포함된 특수 번호판의 경우 영역 검출 및 단어 분할에서 주로 에러가 발생하였으며 131대의 차량에 대해 전체 88.55%의 인식률을 보였다. 위에 보인 숫자 및 영어 대문자로 구성된 일반 번호판과 이탤릭체 영어 단어가 포함된 특수 번호판의 실험 결과를 종합하면 전체 인식률은 6,436대 중에서 6,308대를 인식하여 98.01%의 인식률을 보였다. 기존에 발표된 말레이시아 차량 번호판의 인식률과 비교한 결과를 <표 4>에 도시하였다.



<표 4> 말레이시아 차량 번호판 인식 성능 비교

	인식률(실험 영상)	비고
2015, H. Ng[1]	81.33%(150)	신경망
2015, M. Rahman[2]	78.64%(207)	신경망
2016, D. How[3]	95.89%(730)	딥러닝 신경망
2018, M. Olatunde[4]	91.35%	공용 OCR
2020, Y. Choong[5]	85.00%(30)	템플릿 매칭
2020, <b>Ours</b>	98.01%(6,436)	딥러닝 신경망

기준에 발표된 연구 결과들 보다 차량 번호판 영상을 큰 규모로 수집하여 인식기를 구현하고 테스트한 결과 비교적 우수한 성능을 보인 것을 확인하였다. 제안된 시스템은 Intel Core i7-6700HQ CPU 환경에서 1프레임당 0.08초의 속도로 번호판을 인식할 수 있기 때문에 실제 LPR 시스템에서는 한 대의 출입 차량에 대해 초당 10프레임 이상 인식을 시도하고 최종 인식 결과를 도출함으로써 실험 결과보다 인식률을 더 올릴 수 있도록 하였다.

## V. 결론

본 논문에서는 말레이시아의 일반 차량 번호판 인식과 병행하여 이텔릭체 영문 단어가 사용된 번호판 인식용 단어 인식 전용 딥러닝 신경망을 구현함으로써 전체 차량 번호판 인식률을 제고할 수 있는 방안을 마련하였다. 문자 및 단어 단위의 말레이시아 영문 차량 번호판 인식 알고리즘을 구현한 LPR 시스템을 쿠알라룸푸르 빌딩에 설치하고 인식 성능을 분석하였다. 일주일동안 출입 차량의 번호판 자동 인식에 적용한 결과 1프레임당 0.08초의 속도로 98.01%의 인식률을 보여 상용 LPR 시스템으로의 활용이 가능함을 보였다.

앞으로 기울어진 각도에서 촬영된 말레이시아 번

호판 영상에서 많이 나타나는 심하게 접촉된 문자들의 분할에 관한 연구들이 계속 진행될 예정이다.

## 참고문헌

- [1] H. Ng, Y. Tay, K. Liang, H. Mokayed and H. Hon, "Detection and Recognition of Malaysian Special License Plate Based on SIFT Features," Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), May 2015, pp.321-329.
- [2] M. Rahman, A. Rahman, A. Seyal and H. Ismail, "Software Development Of A License Plate Recognition System," SDIWC, 2015.
- [3] D. How, K. Sahari, "Character Recognition of Malaysian Vehicle License Plate with Deep Convolutional Neural Networks," IEEE International Symposium on Robotics and Intelligent Sensors, Tokyo, Japan, Dec., 2016, pp.1-5.
- [4] M. Olatunde, "An Automatic Technique for Malaysian Number Plate Recognition," Dissertation of Master Degree, University of Malaysia, 2018.
- [5] Y. Choong, L. Keong and T. Cheaf, "License Plate Number Detection and Recognition Using Simplified Linear-Model," Journal of critical reviews, Vol. 7, Issue 3, 2020, pp.55-60.
- [6] G. Sarker and S. Ghosh, "A Convolution Neural Network for Optical Character Recognition and Subsequent Machine Translation," Int. Journal of Computer Application, Vol. 182, No. 30, 2018, pp.23-27.
- [7] L. Assirati, N. Silva, L. Berton, A. Lopes and O. Bruno, "Performing edge detection by

- Difference of Gaussians using q-Gaussian kernels," 2<sup>nd</sup> Int. Conf. on Mathematical Modeling in Physical Sciences, 2013, pp.1-4.
- [8] G. Kiran, M. S, "Automatic Rectification of Perspective Distortion from a Single Image Using Plane Homography," Int. J. of Computational Sciences & Applications, Vol. 3, No. 5, 2013, pp.47-58.
- [9] Deep Learning Tutorial, Release 0.1, LISA Lab, U. of Montreal, 2015.
- [10] T. Liu, S. Fang, Y. Zhao, P. Wang and J. Zhang, "Implementation of Training Convolutional Neural Networks," arXiv:1506.01195v2, 2015.
- [11] Y. Sugomori, Java Deep Learning Essentials, PACKET publishing, Birmingham, Mumbai, 2016.

■ 저자소개 ■



김 진 호  
Kim, Jinho

1992년 3월~현재  
경일대학교 전자공학과 교수  
2002년 2월 경북대학교 전자공학과(공학박사)  
1994년 2월 경북대학교 전자공학과(공학석사)  
1992년 2월 경북대학교 전자공학과(공학사)

관심분야 : 인공지능, 패턴인식, 영상처리  
E-mail : anyface2009@gmail.com

논문접수일 : 2020년 12월 8일
수 정 일 : 2020년 12월 14일
게재확정일 : 2020년 12월 19일